International Science Journal of Engineering & Agriculture
2022; 1(3): 247-272
https://isg-journal.com/isjea/
doi: 10.46299/j.isjea.20220103.20
ISSN: 2720-6319

INTERNATIONAL SCIENCE GROUP

Аналіз сучасних наукових підходів до розрахунку кількості пасажирів на авіаційному транспорті

Доля Олена
Кафедра інформаційних управляючих систем, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна
ORCID 0000-0002-0364-988X
Email address: olena.dolya@ukr.net

To cite this article:
Dolia Olena. Analysis of modern scientific approaches to calculating the number of passengers on air transport. International Science Journal of Engineering & Agriculture. Vol. 1, No. 3, 2022, pp. 247-272. doi: 10.11648/j.isjea.20220103.20.
Received: 07 20, 2022; Accepted: 07 29, 2022; Published: 08 01, 2022

Анотація: Стаття розкриває стан сучасної наукової думки до питання розрахунку кількості пасажирів на авіаційному транспорті. Дослідження має оглядових характер, задачею якого є визначення й оцінка методів при вирішенні задач транспорту. Для досягнення поставленої задачі використано наукові публікації, які уключено до наукометричної бази Scopus. Відповідні наукові підходи до визначення параметрів пасажиропотоку на авіаційному транспорті досліджено у розділі частини обрання та використання методів для розрахунку відповідних параметрів. Висвітлено авторську думку до питання обґрунтування вибору використаного авторами методу та оцінку адекватності запропонованих авторами методів. В роботі було використано метод системного аналізу при вирішенні поставленої задачі із проведення дослідження стану сучасної наукової думки про обрання методів розрахунку пасажиропотоку на авіаційному виді транспорту.

Ключові слова: пасажиропотік, авіаційний транспорт, моделювання, пасажирські транспортні системи.

1. Введення

Питання планування параметрів транспортних систем, як й питання управління такими системами є актуальним питанням сучасної наки та практики. Відомо, що перешоджерелом розмірів й складу таких систем є пасажиропоток, яким визначаються такі параметри як: потужність автостанції, тип й кількість рухомого складу, інтервал руху, рисунок маршрутної мережі та інші. Відповідно, при проектуванні окремих елементів пасажирської транспортної системи мається необхідність розрахунку відповідного значення й характеристик пасажиропотоку у часі. Цим зумовлено наукові інтереси до визначення значень пасажиропотоку. У підтвердження актуальності визначеного питання виступає й значна кількість наукових статей, які присвячено таким дослідженням.

2. Об’єкт та предмет дослідження

Об’єкт дослідження – пасажирська авіаційна транспортна система.
Предмет дослідження – методи визначення параметрів пасажиропотоку в часі.

3. Ціль та методи дослідження.

Ціллю дослідження є визначення сучасних методів моделювання параметрів пасажиропотоку, опис таких методів й їхня оцінка. Для досягнення поставленої в роботі цілі було використано методи системного аналізу дослідженої літератури.

4. Аналіз літератури.

Зростаючий попит на послуги аеропортів цивільної авіації створив у світі актуальним питання визначення параметрів даного попиту. Накопичені бази даних параметрів експлуатації портів та пасажирських перевезень, демонструють значні відмінності між окремими аеропортами в одній й той самий час. Цим обумовлено потребу визначення параметрів експлуатації аеропортів та засобів транспорту авіаційної галузі у часі. Визначення таких параметрів на певний проектний час забезпечить процеси планування діяльності окремого порту у певному часовому інтервалі. Це є необхідним для створення стратегії роботи аеропортів із задовільним рівнем якості обслуговування пасажирів та організації експлуатаційних заходів засобів транспорту. Подібні питання й підходи до їхнього вирішення вже було висвітлено в роботах сучасників [1-4]. Авторами роботи [4] запропоновано підхід до визначення пропускної здатності аеропорту та коливань пасажиропотоку за допомогою введеного ними індексу авіапасажирів.

Індекс авіапасажирів (API): Встановлення значення X_t як пасажиропотік аеропорту за одиницю періоду, API для цього періоду визначається як X_t^*:

$$X_t^* = \frac{X_t - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

де $X_{\min}$ та $X_{\max}$ – мінімальна та максимальна кількість авіапасажирів за одиницю часу відповідно, тоді як X_t^* коливається від 0 до 1.

Рівень індексу авіапасажирів (LAPI): Набір $\{p_1, p_2, p_3 ... p_t\}$ це набір послідовності API з кількох одиниць часу. Після кластеризації створений кластер $\{N_t\}$ це сукупність об'єктів даних. Коли період API становить 1 місяць, і місячний API аеропорту складає X_t^*, рівень індексу авіапасажирів (LAPI) виводиться як:

$$N_{X_t^*} = \left\{ \begin{array}{l} 1, p_t \in (0, i) \\ 2, p_t \in (i, j) \\ 3, p_t \in (j, k) \\ \quad ... \\ N, p_t \in (\theta, 1) \end{array} \right\} \quad (2)$$

де p_1, p_2, p_t є одиницями часу, тоді як i, j, k, θ є граничними значеннями кластера.

Інформаційну ентропію можна використовувати для вимірювання ступеня невизначеності системи (або ступеня впорядкованості). Виводиться за такою формулою:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^{n} P(x_i) \log_2 P(x_i) \quad (3)$$

де $P(x_i)$ – ймовірність вибірки x_i, і n – кількість зразків.

Можна помітити, що чим менше ймовірність виникнення події, тим вищі значення інформаційної невизначеності та ентропії. Авторами запропоновано прийняти спільний розподіл ймовірностей випадкового вектору (*X,Y*) буде p_{ij}, потім двовимірна спільна ентропія вектора (*X,Y*) є:

$$H(X,Y) = -\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} p_{ij}\log p_{ij} \tag{4}$$

Вважаючи, що спільні розподіли ймовірностей *X* і *Y* є p_{ij} та p_{gj}, відповідно, умовну ентропію можна визначити як:

$$H\left(X/Y\right) = -\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} p_{ij}\log\frac{p_{ij}}{p_{gj}}$$
$$H\left(X/Y\right) = -\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} p_{ij}\log\frac{p_{ij}}{p_{ig}} \tag{5}$$

Таким чином, можна виразити значення ентропії, для якого змінна *X* (або *Y*) зменшується через появу змінної *Y* (або *X*).

$$\begin{aligned} I(X;Y) &= H(X) - H(X|Y) \\ &= H(Y) - H(Y|X) \\ &= H(X) + H(Y) - H(X,Y) \end{aligned} \tag{6}$$

Комбінуючи формули (3)–(6), повний вираз можна звести до такого вигляду:

$$I(X;Y) = \sum_{i,j} p_{ij}\log_2\frac{p_{ij}}{p_{ig}\,p_{gj}} \tag{7}$$

Регресія опорного вектора є широко використовуваним методом прогнозування. Загальну модель лінійної регресії можна виразити так:

$$f(x) = w^T x + b \tag{8}$$

де *w* – вектор нормалі вхідного вектора API, і *b*– значення відхилення.

Значення дорівнює нулю лише тоді, коли *f(x)* є точно таким же, як справжнє значення. Таким чином, концепцію можна виразити так:

$$\min\frac{1}{2}w^2 + C\sum_{i=1}^{m} l_{\in}(f(x_i) - y_i), C > 0 \tag{9}$$

де *C* є константою регуляризації для виконання компромісного розрахунку на передній та задній панелі.

$$l_{\in}(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } |z| \le \varepsilon \\ |z| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \qquad 10)$$

У фактичних даних API певне значення може перевищувати звичайну тенденцію через зовнішні причини. Тому в разі серйозних відхилень від фактичне значення, слабкі змінні ξ_i та ξ_i^* вводяться як інтервали «пом'якшення», що зводить формулювання до наступного вигляду:

$$\min \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{m}(\xi_i - \xi_i^*) \\ s.t. \begin{cases} f(x_i) - y_i \le \varepsilon + \xi_i \\ y - f(x_i) \le \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad i = 1, 2, ..., m; \xi_i, \xi_i^* \ge 0 \tag{11}$$

Використовуючи подвійний принцип і вводячи Лагранжів мульти-наконечники α_i та α_i^*, подвійну проблему SVR можна сформулювати як:

$$\max_{\alpha,\alpha^*} \sum_{i=1}^{m} y_i(\alpha_i^* - \alpha_i) - \frac{1}{2} \\ \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} y_i(\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* + \alpha_j)x_i^T x_j \\ s.t. \sum_{i=1}^{m}(\alpha_i^* - \alpha_i) = 0, 0 \le \alpha_i^*, \alpha_i \le C \tag{12}$$

Коли передбачене значення API потрапляє в ε-м'який зона, α_i та α_i^*, може бути ненульовим значенням. Нарешті, функція прогнозування регресії SVR може бути виражена як:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{m}(\alpha_i^* - \alpha_i)x_i^T x + b \tag{13}$$

$$b = y_i + \in - \sum_{j=1}^{m}(\alpha_j - \alpha_j^*)x_j^T x_i \tag{14}$$

Для даних часового ряду API з нелінійною тенденцією SVR може відобразити вибірку у просторі високої розмірності через функцію нелінійного відображення $\varphi(x)$, а потім замінити внутрішній векторний добуток простору високої розмірності $\varphi(x_i)\cdot\varphi(x_j)$ з функцією ядра $K(xi,x_j)$. Найбільш часто використовуваною функцією ядра є функція ядра з радіальною базою Гауса (RBF), яку можна виразити таким чином:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}) \tag{15}$$

де гамма є параметром функції ядра Гаусового радіального базису (гамма = $\frac{1}{2\sigma^2}$) та $\sigma > 0$ – пропускна здатність ядра Гауса.

Зрештою, функція регресії набуває такого вигляду:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{m} (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x, x_i) + b \quad (16)$$

Щоб проаналізувати результати прогнозування різних моделей, у цьому дослідженні використовували середню абсолютну відсоткову помилку (MAPE) і середньоквадратичну помилку (RMSE), які можна отримати за допомогою таких рівнянь:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \frac{|y_i - y_i^*|}{y_i}}{n} \times 100\% \quad (17)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - y_i^*)^2} \quad (18)$$

де y_i і y_i^* – це фактичні та прогнозовані значення.

Запропонований авторами метод обчислення прогнозованих значень, в свою чергу, опирається на досягнення попередніх досліджень та може бути використаний при рішенні задач з організації перевезень пасажирів в частині станційного обслуговування та планування станційної діяльності. До переваг запропонованого методу можна віднести можливість планування навантажень на станційні зали очікування, місця стоянки засобів транспорту та їхній рух територією авіаційного порту. Недоліками запропонованого методу є короткострокове планування, неврахування коливань пасажиропотоку та відсутність в моделі інших видів транспорту. Відомо, що авіаційний транспорт, у певній мірі, може міняти розклади руху в режимі реального часу, що здебільш пов’язано із переносом рейсів до настання льотних погодних умов. Однак, такі ризики авторами не розглянуто й не введено до запропонованої моделі.

В умовах зміни розкладів руху пасажир має можливість у користуванні не лише іншими авіаційними рейсами (альтернативними маршрутами), а й має можливість обрати інші види транспорту. Такі дії пасажирів обумовлені підсвідомим вибором між варіантом очікування настання сприятливих умов для здійснення авіарейсів та реалізацією потреби в переміщенні іншим видом транспорту із більшим часом їздки. При таких процесах вибору пасажир підсвідомо обирає, як для нього комфортніше й ефективніше здійснити їзду. З аналізу даного питання можна стверджувати, що у такому випадку питання комфорту та ефективності часто є похідною від часу, а вибір пасажира є підсвідомим у випадках наявності можливості у такому виборі.

Авторами робот [5-6] розглянуто імовірність вибору пасажиром маршруту в межах одного виду транспорту. Моделюванням передбачено, що перевізні можливості маршрутів туди й назад майже однакові, про що свідчить про збалансованість руху авіапасажирів.

У запропоновані авторами моделі введено обмеження, що вірогідність пересування одним маршрутом з міста *A* в місто *B* є однаковою ($P_{A-B} = P_{B-A}$). Маршрут *AB* приваблює пасажирів з міста *A* і міста *B*, у тому числі маршрут *AB* конкурує з тими маршрутами, які включають міста *A* і місто *B*. Вірогідність вибору маршруту (P_{A-B}) запропоновано розраховувати за залежністю 19:

$$P_{A-B} = P_{B-A} = \frac{C_{A,B}}{\sum_{i \in N_A, i \neq B} C_{i,A} + \sum_{j \in N_B, j \neq A} C_{j,B}} \quad (19)$$

де $C_{A,B}$ - позначення конкурентоспроможності.

Чим розвиненіша економіка двох міст, тим більшою є їхня привабливість до пасажирських кореспонденцій між ними. Авторами зазначено, що конкурентоспроможність маршруту пов'язана із рівнем розвитку конкретного міста *A* та *B*. Введено параметри F_A та F_B – привабливість міст *A* та *B*, відповідно. Запропоновано спосіб визначення $C_{A,B}$ - позначення конкурентоспроможності за допомогою рівняння 20:

$$C_{A,B} = F_A \cdot F_B \quad (20)$$

Привабливість окремого міста, на думку авторів, є похідною від кількості його населення та рівня економічного розвитку. Цим обумовлено припущення про можливість визначення привабливості міста використовуючи параметри кількості мешканців та рівня внутрішнього валового продукту (ВВП) в конкретному регіоні.

Недоліком такого ствердження можна назвати неврахування соціального розвитку в регіоні, попереднім аналізом літератури визначено, що даний параметр впливає на параметри пасажирських кореспонденцій відносно окремого регіону. Визначено, що місця із розвинутим рівнем соціального стану суспільства мають більшу привабливість для утворення культурних та туристичних їздок до цих місць.

Визначення пасажирських кореспонденцій між парою місць $f(T_A,T_B)$ запропоновано здійснювати за рівнянням 21:

$$f(T_A, T_B) = a + bT_{\max} + cT_{\min} \quad (21)$$

де T_{max} позначає пропускну здатність міста з більшою привабливістю;

T_{min} позначає пропускну здатність міста з меншою привабливістю.

Авторами запропоновано використовувати метод найменших квадратів, щоб дізнатися значення a, b і c.

У запропонований спосіб авторами запропоновано розрахунок пасажирських кореспонденцій між містами опираючись на технічні параметри аеропортів із застосуванням коефіцієнтів до таких параметрів. Однак, запропонований підхід не повною мірою відображає ствердження самих авторів про вплив стану розвитку регіону та кількість населення у певному пункті прибуття чи відправлення. Цим запропоновано вважати, що пасажирські кореспонденції залежать виключно від характеристик технічних можливостей самих аеропортів. Авторами не запропоновано методи визначення введених у залежність 2.21, їхнього калібрування та перевірки на відхилення.

Запропонована авторами модель розрахунку імовірності вибору певного маршрут між пунктом А та В $\langle T_{A-B} \rangle$ описана в залежності 22:

$$< T_{A-B} >= f(T_A, T_B) \cdot P_{A-B} \quad (22)$$

Запропонована модель враховує, що кількість пасажирів на маршруті не залежить від характеристик їздки на певному авіаційному рейсі. Не урахування таких певних чинників їздки, наприклад, час, комфортність та вартість такі розрахунки не є коректними, що визначено у попередньо описаних дослідженнях.

Запропонована модель відображає процес вибору індивідуальних місць призначення: якщо місто А є привабливішим за інші міста, воно має більшу перевагу перед іншими містами.

Коли привабливості двох міст маршруту більші, конкурентоспроможність маршруту сильніше і пропускна здатність маршруту стає більшою.

Одночасно, авторами запропоновано розраховувати пасажирські кореспонденції між містами *i* та *j* – T_{ij} за запропонованою залежністю 23 із використанням гравітаційного моделювання:

$$T_{ij} = T_i P_{ij} = \frac{m_i n_j}{d(i, j)^b} \quad (23)$$

де m_i – населення міста, де розташований аеропорт *i*;

n_j– населення міста, де розташований аеропорт *j*;

d_{ij} – відстань між містом, де розташований аеропорт *i*, та містом, де розташований аеропорт *j*;

b=-0,13.

Запропонована авторами модель 23 враховує вплив кількості мешканців у місцях *i* та *j* та не враховує ані соціального ані економічного стану розвитку такої пари місць. Одночасно авторами обрано відстань перельоту фактором опору для реалізації таких пасажирських кореспонденцій, а комфортність, час та вартість даного переміщення не враховано, що неповною мірою розкриває фактори протидії кореспонденції.

Можна стверджувати, що авторами в роботі не повною мірою враховано вплив на кількість пасажирів окремо розглянутого маршруту, як час, вартість комфорт, інтервал та інші.

Автори робіт [7-17] також розглядали питання розрахунку параметрів пасажирських перевезень авіаційним транспортом. В роботі [10] авторами було викладено свій підхід до розрахунків певних параметрів із використанням теорії гравітації.

Модель гравітації розроблена на основі відповідного закону, де вона обчислює силу тяжіння між двома об’єктами. Сила залежить від таких факторів тяжіння, як маса і відстань. Чим більше і ближче об’єкти, тим більше сила між ними. Запропонована гравітаційна модель для обчислення взаємодії або тяжіння між двома географічними місцями, такими як валовий продукт та населення. В економіці авіакомпаній гравітаційна модель, як показано в 24, використовується для прогнозування кількості пасажирів. Фактори привабливості впливають на попит на авіаперевезення. Приклади факторів впливу з місця розташування *(A)* – це ВВП і населення. Параметри, що стосуються маршруту *(P)*, такі як відстань, час у дорозі або вартість, можна використовувати як фактори, що впливають на маршрут. Чим більше вплив впливають факторів, тим більше пасажирів подорожує між цими двома пунктами.

$$P_{ij} = c \prod_{k=1}^{n} (A_{i,k} A_{j,k})^{\alpha_k} \prod_{k=1}^{m} R_{ij,k}{}^{\gamma k} \quad (24)$$

де P_{ij} – кількість пасажирів між пунктами *i* та *j*;

$A_{i,k}$ є $k^{\gamma h}$ впливаючий фактор від місця розташування *i*;

$R_{ij,k}$ є k^{th} впливаючий фактор від маршруту між локаціями *i* та *j*;

n і *m* відповідно кількість факторів, що впливають на розташування та маршрут;

c є константою для всіх місць і маршрутів;

α_k і γ_k є впливовими вагами місцеположення та факторів, що впливають на маршрут відповідно.

Фактори впливу в 24 розділені, як і в 25, так що фактори впливу в обох кінцевих місцях *i* та *j* мають різну вагу впливу, тобто α_k і β_k.

$$P_{ij} = c \prod_{k=1}^{n} A_{i,k}^{\alpha_k} \prod_{k=1}^{n} A_{j,k}^{\beta_k} \prod_{k=1}^{m} R_{ij,k}{}^{\gamma k} \quad (25)$$

У цій роботі 24 і 25 використовуються як перші дві моделі для оцінки потоку авіапасажирів. Запропонована й модель 26:

$$P_{ij} = c\prod_{k=1}^{n} A_{j,k}^{\beta_k} \prod_{k=1}^{m} R_{ij,k}{}^{\gamma k} \tag{26}$$

Запропоновані авторами підходи не містять розкриття значень та смислу деяких складових в запропонованих моделях.

Дослідниками [10–17] розкривалось питання вивчення поведінки пасажирів у питаннях повторного вибору певного способу пересування. Так, в роботі [17] описано ймовірність того, що авіапасажир вибере певну авіакомпанію Pro*(t)* й запропоновано залежність 26:

$$\mathrm{Pro}(t) = \sum_i \mathrm{Pr}\, o(t \mid t_i) = \sum_i e^{\frac{-\lambda|t-t_0-t_i|}{T}} \tag{26}$$

де t це поточна дата;

$t–t_0$ використовується для опису періоду між останньою датою подорожі та поточною датою;

T – представляє період максимального інтервалу часу;

t_i – проміжок часу між найближчими подвійними датами подорожі;

i та $i+1$.

Pro*(t)* – ймовірність того, що авіапасажир вибере цю авіакомпанію.

Відповідно до запропонованої 26 залежності чим ближче між часом t і часом гарячого циклу, тим більша ймовірність вибору цієї авіакомпанії. Pro(t/t_i) використовується для позначення ймовірності вибору авіакомпанії в момент часу t під впливом гарячого циклу t_i.

Також, авторами запропоновано алгоритму розрахунку параметрів авіаперевезень пасажирів. Припущено, що $P_{n\cdot m}$ – матриця внутрішньої рушійної сили пасажира авіаційного транспорту, то відповідно можна описати шлях як $P \xrightarrow{L_1} A$. Запропоновано матрицю розрахунків у вигляді залежності 27, яка враховує таки параметри впливу внутрішньої рушійної сили пасажира, сили впливу інших пасажирів і подібної сили впливу авіаційного пасажира, які можуть бути розраховані за допомогою:

$$R_{n\cdot m} = \alpha_1 P_{n\cdot m} + \alpha_2 C_{n\cdot n} P_{n\cdot m} + (1-\alpha_1-\alpha_2) S_{n\cdot n} P_{n\cdot m} \tag{27}$$

де α_1 означає внутрішню рушійну силу повітряного пасажира;

α_2 представляє тих авіапасажирів, які постраждали від інших пасажирів;

$1-\alpha_1-\alpha_2$ описується як пасажири, на яких постраждали подібні авіапасажири.

Коефіцієнт відкликання ρ використовується для опису співвідношення, що прогноз авіакомпанії правильний. Для набору результатів прогнозування I, P_{Oi} використовується для представлення потенційних наборів авіакомпаній, які можуть вибрати пасажири, і набору авіакомпаній, які фактично вибирають A_i для авіапасажирів p_i отримано з експериментальних даних, то коефіцієнт відкликання можна розрахувати за допомогою 28 та 29:

$$p = \frac{num(A_i \neq \phi \quad \text{and} \quad A_i \in P_{Oi}}{num(A_i \neq \phi)} \tag{28}$$

$$P_{rec} = \frac{num(A_i \neq \phi \quad \text{and} \quad A_i \in P_{Ci}}{num(A_i \neq \phi)} \tag{29}$$

де P_{rec} – це рівень точності прогнозування системи;

A_C представляє коефіцієнт точності системного прогнозування, який означає, чи подорожує авіапасажир чи ні, правильне прогнозування займає загальне прогнозування згідно з 30:

$$A_C = \frac{num(A_i \neq \phi \quad \text{and} \quad A_i \in C \quad \text{and} \quad A_i \in E}{num(A_i \neq \phi)} \tag{30}$$

Якщо F_B – середнє гармонійне число коефіцієнта відкликання та швидкості точності, і β це рівень важливості для коефіцієнта точності, що займає коефіцієнт відкликання, тоді співвідношення запропоновано авторами розглянути у вигляді 31:

$$F_\beta = (1+\beta^2)\frac{P_{rec} \times \rho}{\beta^2 \times P_{rec} + \rho} \tag{31}$$

Побудована авторами матриця результату вибору авіакомпаній M_{nm}, де M_{ij} використовується для представлення того, чи є авіапасажир p_i вибирає авіакомпанію a_j, і значення дорівнює 1, поки воно відповідає дійсності, інакше значення встановлюється на 0. Оцінка сортування R_{scorei} визначається як 32:

$$R_{scorei} = M_{ij} \cdot \sum_{j=1}^{m} R_{rankij} \tag{32}$$

І точність сортування η можна отримати шляхом запропонованим авторами у рівнянні 33:

$$\eta = \frac{num(RS_i \neq 0)}{\sum_{i=1}^{n} RS_i} \tag{33}$$

Вплив кількості пасажирів на параметри перевезень є очевидним та впливає на доцільність функціонування всієї транспортної галузі. Авторами робіт [17–20] обчислювались питання доцільності функціонування аеропортів з підходу відповідності грошових потоків до економічної доцільності утримання такого елементу інфраструктури галузі транспорту.

Авторами [20] обчислено беззбитковість пасажиропотоку для регіональних аеропортів. Беззбитковість, на думку авторів це кількість користувачів послуг авіа порту, яка забезпечує фінансові надходження відповідні для функціонування порту. Для моделювання відповідної кількості пасажирів – користувачів послугами порту, авторами запропоновано математичне моделювання. Висунута авторами модель для відповідного розрахунку 34 є лінійною:

$$TC_i = FC_i + VC_i \times Pax_i + \varepsilon_i \tag{34}$$

де TC_i – загальна експлуатаційна вартість аеропорту;

FC_i – постійним компонентом експлуатаційних витрат;

VC_i – змінною складовою експлуатаційних витрат, що залежить від кількості обслуговуваних пасажирів Pax_i.

Авторами роботи не визначено значення всіх складових запропонованої функції, що призводить до неможливості її повного розгляду. Визначено авторами, що рівняння 34 дає взаємозв'язок між експлуатаційними витратами та кількістю пасажирів у вигляді залежності 35:

$$TR_i = P_i \times Pax_i + u_i \tag{35}$$

де TR_i – загальний операційний дохід, отриманий компанією аеропорт.

Використання теорії графів та графоаналітичний аналіз сучасними науковцями було використано при моделюванні найкоротших відстаней між аеропортом та адміністративними центрами певного регіону. В роботах [21 – 24]. В роботі [24] авторами запропоновано модель 36:

$$L_{ik} = Min(L_{ij})(i = 1,...m;\ j = 1,...n) \tag{36}$$

де i є територією округу;

j це аеропорт;

L_{ij}– геометрична відстань між i та j;

k є найближчим аеропортом до i;

а L_{ik} це найкоротша евклідова відстань.

Кожному округу приписується внутрішній район найближчого аеропорту, незалежно від того, чи обслуговується він аеропортом у межах його власних кордонів. Одним із показників авіатранспортного сполучення між парою міст з точки зору пасажиропотоків є абсолютна інтенсивність сполучення *(*T_{ij}*)*, яку авторами запропоновано розраховувати відповідно до рівняння 37:

$$T_{ij} = I_{ij} + I_{ji}(i, j = 1,...n) \tag{37}$$

де I_{ij} і I_{ji}– повітряні пасажиропотоки з міста i до міста j і з j до i, відповідно.

Щодо авіаційного пасажирського транспорту, I_{ij} в основному має дорівнювати I_{ji}. Аналіз домінантного потоку також було використано авторами для розв'язання певних задач з моделювання потоків пасажирів. Серед усіх можливих потоків з одного конкретного міста та всіх інших міст у мережі аналіз домінуючого потоку визначає лише найбільший потік із цього міста або до нього, як наведено у рівнянні 38.

$$L_{ik} = \max\left\{\frac{T_{ij} + T_{ji}}{O_i + D_i}\right\} \quad (j = 1,2,3,..,n \quad k \in n) \tag{38}$$

де T_{ij} і T_{ji}– це потоки повітряного руху з міста i до j та з j до i відповідно;

O_i і D_i загальна кількість авіапасажирів з міста та в місто i відповідно;

L_{ik} є «домінуючим коефіцієнтом потоку» міста i.

Серед багатьох зв'язків між i та j (j=1, 2,...п), зв'язок $i \rightarrow k$ є «пріоритетним зв'язком», що містить домінуючий потік. При цьому, науковці [21-55] виявляли критерії формування потоків пасажирами відповідно до корисності кожного з варіантів переміщення. Авторами [52] запропоновано дві моделі дискретного вибору, які припускають, що існує шкала переваг перед альтернативами, і людина вибере альтернативу з найбільшою корисністю. Модель 39 є найпростішою та широко використовуваною моделлю дискретного вибору для розуміння поведінки людей:

$$U_{nj} = V_{nj} + \varepsilon_{nj} \quad (j \in J_n) \tag{39}$$

де V_{nj} є спостережуваною корисністю альтернативи j;

ε_{nj} – це неспостережувана корисність (або термін помилки) альтернативи j;

J_n є сукупністю всіх альтернатив, які індивід n може вибрати.

Друга запропонована модель 40 може допомогти зрозуміти, що віддає перевагу респонденту серед нескінченних альтернатив. Модель 40 передбачає, що умови помилки (необслуговувана корисність) між альтернативами однаково та незалежно розподілені. Припущення означає, що перевага між двома варіантами не залежить від інших варіантів у наборі вибору. У моделі функція корисності індивіда *n* вибір альтернативи *j* серед усіх альтернатив подається так:

$$U_{nj} = V_{nj} + \varepsilon_{nj} \quad (j \in J_n) \tag{40}$$

де V_{nj} є спостережуваною корисністю альтернативи *j*;

ε_{nj} – це неспостережувана корисність (або термін помилки) альтернативи *j*;

J_n є сукупністю всіх альтернатив, які індивід *n* може вибрати.

Спостережувана корисність V_{nj} альтернативи *j* виражається таким чином:

$$V_{nj} = \alpha_j + \sum_{k=1}^{K_j} \beta_k x_{njk} \tag{41}$$

де α_j є константа сприяє альтернативі j спостережувана корисність;

x_{njk} є атрибутами або пояснювальними змінними, які можуть вплинути на корисність альтернативи *j*;

β_k є параметром пояснювальних змінних;

K_j відноситься до кількості пояснювальних змінних, пов'язаних з альтернативою *j*.

Отже, в моделі 39 ймовірність вибору індивідом *n* альтернативи *j* серед усіх альтернатив J_n показано таким чином:

$$P_{nj} = \frac{\exp(V_{nj})}{\sum_{j \in J_n} \exp(V_{nj})} \tag{42}$$

Припущення 40, використане в моделі 41, ймовірно, буде нереалістичним у ряді умов. У моделі 41 функція корисності індивіда *n* вибір альтернативи *j* під гніздом *b* дається як:

$$U_{nj} = \mu_{j|b} V_{nj|b} + \varepsilon_{nj} \tag{45}$$

де $\mu_{j|b}$ є параметром масштабу, оціненим за даними, значення негативно впливає на дисперсію терміну помилки;

$V_{nj|b}$ є те саме, що спостерігається функція корисності в моделі;

$\mu_{j|b} \cdot V_{nj|b}$ є фактичною спостережуваною корисністю альтернативи *j* під гніздом *b* в моделі.

Функція корисності гнізда *b* обчислюється на основі спостережуваної корисності всіх альтернатив усередині гнізда, що показано в 46:

$$V_b = \lambda_b \left(\frac{1}{\mu_{j|b}} \ln \left(\sum_{j \in b} \exp(\mu_{j|b} V_{nj|b}) \right) \right) \tag{46}$$

де λ_b – параметр масштабу, пов'язаний з гніздом *b*.

Отже, співвідношення $\lambda_b/\mu_{j|b}$ буде нормалізовано до $1/\mu_{j|b}$, який називається як параметр інклюзивного значення або параметр logsum гнізда *b* фактично оцінено в моделі 40. Отже, ймовірність того, що індивід вибере альтернативу *j* під гніздом *b* у моделі 46 було розраховано за наступною формулою 47:

$$P_{nj} = P_{nj|b} \cdot P_{nb} = \frac{\exp(\mu_{j|b} V_{nj|b})}{\sum_{j \in b} \exp(\mu_{j|b} V_{nj|b})} \cdot \frac{\exp\left(\frac{1}{\mu_{j|b}} \ln\left(\sum_{j \in b} \exp(\mu_{j|b} V_{nj|b})\right)\right)}{\sum_{b \in B} \exp\left(\frac{1}{\mu_{j|b}} \ln\left(\sum_{j \in b} \exp(\mu_{j|b} V_{nj|b})\right)\right)} \quad (47)$$

де $P_{nj|b}$ – умовна ймовірність того, що індивід n вибирає альтернативу j в гнізді b;

P_{nb} це ймовірність того, що індивід n вибрав гніздо b в межах набору гнізд B.

Спостережувана функція корисності моделі дискретного вибору для цього дослідження запропонована у вигляді 48:

$$V_j = Constant + \beta_1 TravelCost_j + \beta_2 AccessTime_j + \beta_3 JourneyTime_j + \beta_4 Frequency_j + \beta_5 SeatComfortMid_j + \beta_6 SeatComfortHigh_j \neq \quad (48)$$

де $TravelCost_j$ це вартість проїзду (ціна квитка або вартість водіння) для використання альтернативного режиму j;

$AccessTime_j$ – час доступу до автовокзалу чи аеропорту;

$JourneyTime_j$ це час у дорозі від пункту відправлення до пункту призначення (години);

$Frequency_j$ – кількість діючих автобусів або рейсів на тиждень;

$SeatComfortMid_j$ і $SeatComfortHigh_j$ є фіктивними змінними, що представляють середній і високий рівень комфорту сидіння відповідно.

Щоб краще зрозуміти конкуренцію між автомобілем, автобусом і повітрям подорожі в регіональній, авторами розраховано пряму та перехресну еластичність для вартості подорожі, часу поїздки та частоти обслуговування результатів моделі 47, використовуючи дані респондентів авіапасажирів та не-повітряних пасажирів відповідно. Пряма еластичність може представляти відсоткову зміну залежної змінної (наприклад, ймовірність вибору опціону), викликану зміною на один відсоток пояснювальної змінної (атрибуту), що представляє інтерес. Пряма функція пружності моделі 47 показана як:

$$E_{X_{ik}}^{P_i} = [(1 - P_i) + (u_{j|b} - 1)(1 - P_{nj|b})]\beta_k x_{ik} \quad (49)$$

де X_{ik} представляє пояснювальну змінну K альтернативи i;

P_i це ймовірність того, що індивід n вибрав альтернативу i;

$P_{nj|b}$ – умовна ймовірність того, що індивід n вибір альтернативи i в гнізді b.

Для моделі 46, $\mu_{j|b}$ замість цього буде зафіксовано значення 1. Крім того, перехресна еластичність може вказувати на зміну ймовірності у відсотковому співвідношенні конкретної альтернативи в сценарії вибору через граничну зміну зазначеної пояснювальної змінної іншої альтернативи. Таким чином, це важливий показник, який може представляти конкуренцію між альтернативами. Функція перехресної пружності відображається як:

$$E_{X_{ik}}^{P_i} = -P_i \beta_k x_{ik} \quad (50)$$

$$E_{X_{ik}}^{P_i} = -[P_i + (u_{j|b} - 1) P_{nj|b}]\beta_k x_{ik} \quad (51)$$

Рівняння (50) обчислює перехресну еластичність альтернативи j щодо відсоткової зміни пояснювальної змінної k, за умови i та j в різних гніздах. Рівняння (51) відноситься до

розрахунку поперечної пружності за умови *i* та *j* з того самого гнізда. Функція логарифмічної правдоподібності є важливим індикатором для оцінки моделі, яка є ймовірністю, пов'язаною з даними спостереження за вибором. Функція логарифмічної правдоподібності оціненої моделі задається як:

$$LL(\beta|x,Y)=\sum_{n=1}^{N}\sum_{s=1}^{S}\sum_{j=1}^{J}Y_{nsj}\ln P_{nsj}(x|\beta) \quad (52)$$

де β параметр атрибута x оцінюється за моделлю;

N кількість респондентів;

S це набір сценаріїв вибору;

Y_{nsj} дорівнює 1, якщо альтернатива j було обрано, інакше буде 0;

P_{nsj}– оцінена ймовірність альтернативи j обраний фізичною особою n серед усіх альтернатив у наборі вибору s.

Авторами роботи [56] визначено, що вони вирішували питання прогнозування попиту на авіаційному пасажирському транспорті. В своїй роботі вони представили залежності 53 – 54:

$$F_{t_1,t_2}\cdots,t_n(x_1,\cdots,x_n)=F_{t_{1+h}},t_{2+h}\cdots,t_{n+h}(x_1,\cdots,x_n) \quad (53)$$

$$Cov(x_t,x_s)=Cov(x_{t+h},x_{s+h}) \quad (54)$$

$$Y_t=\alpha_1Y_{t-1}+\alpha_2Y_{t-2}+...+\alpha_pY_{t-p}+\varepsilon_t \quad (55)$$

$$Y_t=\mu+\alpha_1(Y_{t-1}-\mu)+\alpha(Y_{t-2}-\mu)+\cdots+\alpha_p(Y_{t-p}-\mu)+\varepsilon_t \quad (56)$$

де, α_p– коефіцієнт авторегресії;

$$Y_t=\varepsilon_t-\theta_1\varepsilon_{t-1}-\theta_2\varepsilon_{t-2}-\cdots-\theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (57)$$

$$\begin{aligned}Y_t&=\alpha_1Y_{t-1}+\alpha_2Y_{t-2}+\cdots+\alpha_pY_{t-p}+\varepsilon_t\\&-\theta_1\varepsilon_{t-1}-\theta_2\varepsilon_{t-2}-\cdots-\theta_q\varepsilon_{t-q}\end{aligned} \quad (58)$$

$$\nabla Y_t=(1-B)Y_t=Y_t-Y_{t-1} \quad (59)$$

$$\nabla^2Y_t=(1-B)^2Y_t=(1-2B+B^2)Y_t-2Y_{t-1}+Y_{t-2} \quad (60)$$

$$\Phi_p(B^s)\phi(B)(1-B)^d(1-B^s)^DZ_t=\Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\in_t \quad (61)$$

$$RMSE=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\frac{(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}} \quad (62)$$

$$MAPE=\frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{y_i} \quad (63)$$

$$MAD = \sum_{i=1}^{n} \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (64)$$

При цьому авторами не розкрито питання фізичного смислу наведених залежностей та значень приведених в залежностях складників.

В роботах авторів [57-59] проведено моделювання обсягів пасажирських перевезень із використанням Microsoft Excel і Matlab. Авторами запропоновано математичні моделі відповідного параметру для глобальної мережі аеропортів N (i=1,…,N) та поодиноких аеропортів T (t=1,…,T), загально система аеропортів приймає розмір $N{\cdot}T$. Загальна математична модель пасажиропотоку між аеропортами запропонована авторами наведено у 65:

$$\begin{aligned} x_{it} &= \alpha_i + \beta_i t + \Gamma_{i1} x_{i,t-1} + \Gamma_{i2} x_{i,t-2} + \Lambda_{i0} x_{it}^{*} + \\ &+ \Lambda_{i1} x_{i,t-1}^{*} + \Lambda_{i2} x_{i,t-2}^{*} + \theta_{i0} g_{it} + \theta_{i1} g_{i,t-1} + \theta_{i2} g_{i,t-2} + u_{it} \end{aligned} \quad (65)$$

де x_i в рівнянні (1) позначає $k_i \times 1$ вектор внутрішніх змінних для аеропорту;

x_i^{*} $k_i^{*} \times 1$ вектор зовнішніх змінних, специфічних для аеропорту;

g_i вектор 1 × 1 (тобто скаляр), що складається з однієї глобальної змінної – глобальної ціни на нафту;

t позначає лінійний детермінований час тенденція;

u_{it} це специфічний для аеропорту процес ідіосинкратичної помилки, який, як передбачається, є послідовно некорельованим і слабо залежним з розміром $k_i \times 1$;

α_i, β_i, Γ_i, Λ_i, і θ_i– вектори коефіцієнтів і матриці, які мають бути оцінено.

Або із допомогою класичних одновимірних еталонних моделей розрахунку пасажиропотоку 66 (p_i, d_i, q_i) модель для аеропорту i читається наступним чином:

$$\varphi_i(L)\, pass_{it} = \alpha_i + \vartheta_i(L) u_{it} \quad (66)$$

де $\varphi_i(L)$і $\vartheta_i(L)$ позначають поліноми з відставанням порядку p_i і q_i.

Проблеми сезонних (часових) коливань пасажиропотоків описано в роботі [60], у ній вводиться сезонна модель екстремального градієнтного підвищення (SD-XGBoost), щоб впоратися з проблемою прогнозування і в цій моделі також встановлено тимчасову кореляцію для часового ряду Y=y_0,y_1,⋯,y_t, S – сезонний період, а сезонну різницю першого порядку визначено наступним чином 67:

$$\nabla^{(S)} y_t = y_t - y_{t-S} \quad (67)$$

де ∇ є різницевий оператор;

$\nabla^{(S)} y_t$ – зворотна різниця першого порядку з періодами S для зсуву для обчислення різниці.

Різницеву послідовність з розміром ковзного кроку 1 і сезонним періодом S авторами викладено у 68:

$$\nabla^{(S)} Y = (y_s - y_0), (y_{S+1} - y_1), ..., (y_t - y_{t-S}) \quad (68)$$

За допомогою набору із n зразків і m наведених ознак, $D = \{(\mathbf{x}_i, \nabla^{(S)} y_i)\} (|D| = n, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m, \nabla^{(S)} y_i \in \mathbb{R})$, щоб вивчити набір функцій, які використовуються в моделі, авторами мінімізовано наступну регуляризовану мету виразом 69:

$$L\ (\varnothing) = \sum_i l(\nabla^{(S)}\hat{y}_i, \nabla^{(S)}y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \tag{69}$$

де l є диференційованою опуклою функцією втрат, яка вимірює різницю між прогнозованим значенням сезонної різниці $\nabla^{(S)}\hat{y}_i$ і ціль $\nabla^{(S)}y_i$, f_k в *k-th*.

На відміну від звичайних методів оптимізації, кожна ітерація навчається шляхом додавання на основі попередніх ітерацій. $\nabla^{(S)}\hat{y}_i$ дозволяє бути передбаченням *i* інстанція *t* ітерацію, і її можна передбачити на основі (t−1)-го члена, f_t дозволяє звести до мінімуму відповідні помилки, що наведено у 70:

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} l\left(\nabla^{(S)}y_i, \nabla^{(S)}\hat{y}_i + f_t(\mathbf{x}_i)\right) + \Omega(f_t) \tag{70}$$

Завдяки розкладанню в ряд Тейлора другого порядку, рівняння 70 авторами запропонована записати як 71:

$$\begin{gathered} L^{\tilde{}(t)} = \sum_{i=t}^{n}[g_i f_t(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2}h_i f_t^2(\mathbf{x}_i)] + \Omega(f_t) \\ \text{where } \ g_i = \partial_{\nabla^{(S)}\hat{y}^{(t-1)}} l(\nabla^{(S)}y_i, \nabla^{(S)}\hat{y}^{(t-1)}), \\ h_i = \partial^2_{\nabla^{(S)}\hat{y}^{(t-1)}} l(\nabla^{(S)}y_i, \nabla^{(S)}\hat{y}^{(t-1)}) \end{gathered} \tag{71}$$

де g_i і h_i– градієнтна статистика першого та другого порядку щодо функції втрат, і постійні умови, які потрібно видалити, щоб отримати спрощену мету на кроці *t*.

Рівняння 71 можна виразити у вигляді 72:

$$\begin{aligned} L^{\tilde{}(t)} &= \sum_{i=1}^{n}[g_i f_t(\mathbf{x}_i) + \frac{1}{2}h_i f_t^2(\mathbf{x}_i)] + \gamma T + \frac{1}{2}\lambda\sum_{j=1}^{T}\omega_j^2 \\ &= \sum_{j=1}^{T}\left[\left(\sum_{i=I_j} g_i\right)\omega_j + \frac{1}{2}\left(\sum_{i\in I_j} h_i + \lambda\right)\omega_j^2\right] + \gamma T \end{aligned} \tag{72}$$

Для нерухомої конструкції *q(x)*, оптимальна вага ω_j^* *j* запропоновано обчислити рівнянням 73 та 74:

$$\omega_j^* = -\frac{\sum_{i\in I_j} g_i}{\sum_{i\in I_j} h_i + \lambda} \tag{73}$$

$$L^{\tilde{}(t)}(q) = -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{T}\frac{(\sum_{i\in I_j} g_i)^2}{\sum_{i\in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T \tag{74}$$

Рівняння 74 можна використовувати як функцію оцінки для вимірювання якості структури *q*. Конструкції *q* перераховуються за допомогою жадібного алгоритму. Ключовою проблемою навчання є знайти оптимальну схему сегментації на основі формули та прийняти точний алгоритм. Припущено, що I_L і I_R є екземпляри наборів лівого та правого вузлів після розбиття розщеплення задається рівнянням 75:

$$L_{split}=\frac{1}{2}\left[\frac{(\sum_{i\in I_L}g_i)^2}{\sum_{i\in I_L}h_i+\lambda}+\frac{(\sum_{i\in I_R}g_i)^2}{\sum_{i\in I_R}h_i+\lambda}-\frac{(\sum_{i\in I}g_i)^2}{\sum_{i\in I}h_i+\lambda}\right]-\gamma \tag{75}$$

Після 75 значення різниці $\nabla^{(S)}\hat{y}_{t+1}$ прогнозується через послідовність сезонних різниць $\nabla^{(S)}Y$, майбутнє прогнозоване значення авторами отримано за допомогою оберненої функції сезонної різниці, що містить спостережувані значення та значення різниці. Обернена функція сезонної різниці наведена у 76:

$$\begin{aligned}\sum_{i=S}^{t+1}\nabla^{(S)}y_i &=\nabla^{(S)}y_S+\nabla^{(S)}y_{S+1}+\cdots+\nabla^{(S)}y_{t+1}\\ &=\left(y_S-y_0\right)+\left(y_S-y_1\right)+\cdots+\left(y_{t+1}-y_{t+1-S}\right)\end{aligned} \tag{76}$$

З рівняння 76, прогнозоване значення $\hat{y}_{t+1}$ пасажиропотоку за час $t+1$ є 77:

$$\begin{aligned}\hat{y}_{t+1}&=\left(\sum_{i=S}^{t}\nabla^{(S)}y_i+\nabla^{(S)}\hat{y}_{t+1}\right)+\left(y_0+y_1+\cdots+y_{S-1}\right)-\left(y_{t+2-S}+y_{t+3-S}+\cdots+y_t\right)\\ &=\left(\sum_{i=S}^{t}\nabla^{(S)}y_i+\nabla^{(S)}\hat{y}_{t+1}\right)+\sum_{i=0}^{S-1}y_i-\sum_{i=t+2-S}^{t}y_i\end{aligned} \tag{77}$$

Коли періоди зміщуються для обчислення різниці назад, тобто сезонний період $S=1$, $\sum_{i=S}^{t}\nabla^{(S)}y_i$ – різниця пасажиропотоку між *t-м* місяць і перший місяць, тобто $\nabla^{(1)}y_t=y_t-y_{t-1},\sum_{i=1}^{t}\nabla^{(1)}y_i=y_t-y_0$. Рівняння 77 авторами зменшено до рівняння 78:

$$\hat{y}_{t+1}=\left(\sum_{i=1}^{t}\nabla^{(1)}y_i+\nabla^{(1)}\hat{y}_{t+1}\right)+y_0 \tag{78}$$

Для операції *n* виведення *m* моделей на першому етапі з наведеними зразками, $D=\{(\mathbf{x}_i,y_i)\}_{i=1}^{n}$ модель множинної лінійної регресії, як показано авторами в 79:

$$f(x_i)=\omega_1x_{i1}+\omega_2x_{i2}+\cdots\omega_mx_{im}+b \tag{79}$$

де $\mathbf{x}_i$ це вхідні дані;
(ω;b) – коефіцієнт регресії.
Мета оптимізації моделі наведена авторами, як вираз 80:

$$(\boldsymbol{\omega}^*;\boldsymbol{b}^*)=\arg\ \min\mathbf{E}_{(\omega,b)}=\arg\ \min_{(\omega;b)}(\mathbf{y}-\mathbf{X}(\omega;b)) \tag{80}$$

де X – матриця з розміром $n\times(m+1)$
При цьому значення в останньому стовпці завжди встановлюється як 1, тобто:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} & 1 \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 1 \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} & 1 \end{bmatrix} \quad (81)$$

В роботі Tsui W., Ozer Balli H., Gilbey A., Gow, H. (2014) [61] авторами запропоновано математичну модель для розрахунку пасажиропотоку певного аеропорту із урахування сезонного коливання визначеного параметру. Модель для розрахунку пасажиропотоку для періоду часу – ARIMA (*p, d, q*), що не характеризується певними сезонними коливаннями часу авторами запропоновано у вигляді:

$$\Phi(p)\nabla^d Y_t = \alpha + Ⓗ(q)\varepsilon_t \quad (81)$$

Для розрахунку пасажиропотоку у певні проміжки часу, що має сезонні особливості – SARIMA (*p, d, q*) запропоновано модель 82:

$$\Phi(p)\omega(P)\nabla^d \nabla_s^D Y_t = \alpha + Ⓗ(q)\Theta(\mathrm{Q})\varepsilon_t \quad (82)$$

де $\Phi(p)$ поліноміальний несезонний процес упорядкування p;
ω(P) позначає поліноміальний сезонний процес порядку P;
Ⓗ(q) позначає поліноміальний несезонний процес порядку q;
Θ(Q) позначає поліноміальний сезонний процес замовлення Q;
$\nabla^d \nabla_s^D$ – позначає рівень різниця для несезонних і сезонних процесів, відповідно, Y_t позначає залежну змінну, яку потрібно прогнозувати, ε_t позначає час помилки, і α позначає константу.

Авторами, рівнянням 83 задано індикаторну змінну – S_t, яка може мати постійний ефект або бути змінною в часі:

$$S_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } t \geq T \text{(під час і після втручання)} \\ 0, & \text{якщо } t < T \text{(до втручання)} \end{cases} \quad (83)$$

або, P_t індикаторною змінною, яка може мати тимчасовий ефект або імпульсну функцію:

$$P_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } t = T \text{(при втручанні)} \\ 0, & \text{якщо } t \neq T \text{(до втручання)} \end{cases} \quad (84)$$

Коли втручання вставлене в модель SARIMA в рівнянні (82), модель втручання можна записати так, як показано в рівнянні 85:

$$\Phi(p)\omega(P)\nabla^d \nabla_s^D Y_t = \alpha + Ⓗ(q)\Theta(\mathrm{Q})\varepsilon_t + x_t \quad (85)$$

де x_t позначає функцію реагування (тобто постійну функцію або тимчасову функцію) або суму функцій реагування.

Сезонні зміни пасажиропотоку та його коливання упродовж тижня розглядали автори [62-65]. Запропоновано використання підходу із моделювання параметру кількості пасажирів при

використані методу регресії часових рядів. При використанні визначеного підходу до моделювання пасажиропотоку у певному аеропорті авторами отримано модель 86:

$$Y_t = \delta t + \sum_{m=1}^{M} \beta_m S_{m,t} + \sum_{g=1}^{G} \gamma_g V_{g,t} + \sum_{g=1}^{G} \varphi_g V_{g,t-1} + \sum_{g=1}^{G} \vartheta_g V_{g,t+1} + N_t \qquad (86)$$

де δ є параметром лінійного тренду;

β сезонний параметр;

$S_{m,t}$ є сезонною фіктивною змінною.

Визначеним рівнянням передбачено, що якщо дані щомісячні, то M=12, квартальними – M=4 і так далі.

$V_{g,t}$ є фіктивною змінною ефектів календарні варіації;

$V_{g,t-1}$ є фіктивною змінною за місяць до виникнення ефекти календарних варіацій;

$V_{g,t+1}$ є фіктивною змінною через місяць після виникнення ефекти календарних варіацій.

Якщо ефекти календарних варіацій зроблені щотижня, то G=4. Якщо ефекти календарних варіацій внесені в щоденні, то G=30 і так далі.

Загальний вплив календарних змін можна визначити на основі часового ряду сюжету;

N_t це помилка білого шуму.

Модель 86 запропоновано для включення значущих екзогенних факторів, які враховуються в моделі 87:

$$Y_t = \delta t + \sum_{m=1}^{M} \beta_m S_{m,t} + \sum_{g=1}^{G} \gamma_g V_{g,t} + \sum_{g=1}^{G} \varphi_g V_{g,t-1} + \sum_{g=1}^{G} \vartheta_g V_{g,t+1} + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_p(B^S)} N_t \qquad (87)$$

Першими етапами побудови моделі 87 є створення регресійних моделей часового ряду з тенденційними, сезонними та календарними варіаціями з метою отримання похибки.

Штучна нейронна мережа або відома як нейронна мережа, спочатку розроблена для імітації роботи людського мозку, складається з низки взаємопов’язаних простих елементів обробки, які називаються нейронами або вузлами попередньо продемонструвала себе у якості сучасного способу із моделювання поведінки пасажирів. Це призвело до можливості урахування поведінкових настроїв при певному моделюванні. Архітектура даного моделювання описує вихідне значення ($\hat{y}$) і входи ($y_{t-1}, y_{t-2},\ldots,y_{t-p}$) з математичною формулою:

$$\hat{y}_t = f^0 \left[\sum_{j=1}^{q} \left\{ w_j^0 f_j^h \left[\sum_{i=1}^{p} w_{ij}^h y_{t-1} + b_j^h \right] + b^0 \right\} \right] \qquad (88)$$

де w_{ij}^h є вага i-го нейронного вхідного шару до j прихований шар нейрона;

b_j^h є упередженістю j- го нейрону в прихований шар ($j=1,2,\ldots,q$) ;

w_j^0 є вага j-го нейрона від прихованого шару до нейрона у вихідному шарі;

b^0 є зміщенням нейрона у вихідному шарі;

f_j^h є функція активації в прихованому шарі за допомогою сигмовидної функції, тобто $f(x) = (1+\exp(-x))^{-1}$;

f^0 є активація у вихідному шарі з лінійною функцією $f(x) = x$.

Модель опорної векторної регресії долає проблему регресії, яка намагається отримати найкращу гіперплощину, використовуючи принцип мінімізації структурного ризику, шляхом поділу даних і мінімізації відстані між гіперплощиною та даними. Функція регресії методів авторами надано у вигляді 89:

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \tag{89}$$

де w - ваговий вектор;

$\phi(x)$ є функцією, яка відображає нелінійною x з вхідного простору у високорозмірні функції простору;

b є упередженістю;

w і b – коефіцієнти мінімізації функції ризику, описаної в наступному рівнянні 90:

$$R(f(x)) = C\sum_{i=1}^{T} L_{\varepsilon}(y_i, f(x_i)) + \frac{1}{2}\|w\|^2 \tag{90}$$

$$\text{where } L_{\varepsilon}(y_i, f(x_i)) = \begin{cases} 0, & \text{if } |y_i - f(x_i)| \le \varepsilon \\ |y_i - f(x_i)| - \varepsilon, & \text{інакше} \end{cases}$$

де L_ε є ε – нечутлива функція втрат;

C і ε є параметри, які були визначені для отримання оптимальних глобальних результатів.

Концепція функції втрат полягає в мінімізації значення згідно із 91:

$$R(w, \xi, \xi^*) = \min \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i + \xi_i^*) \tag{91}$$

з обмеженнями: $y_i - w^T\phi(x_i) - b < \varepsilon + \xi_i$,

$w^T\phi(x_i) - b < \varepsilon + \xi_i$,

$w^T\phi(x_i) + b - y_i < \varepsilon + \xi_i^*$, і

$\xi_i^*, \xi_i > 0, \ \ i = 1, 2, ..., n$.

Оптимізація за такими обмеженнями може бути вирішена за допомогою використання методу Лагранжа 92:

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi, \xi^*, \alpha_i, \alpha_i^*, \beta_i, \beta_i^*) = {} & \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\left(\sum_{i=1}^{n}\xi_i + \xi_i^*\right) \\ & - \sum_{i=1}^{n}\alpha_i\left[w\varphi(x_i) + b - y_i + \varepsilon + \xi_i^*\right] \\ & - \sum_{i=1}^{n}\alpha_i^*\left[y_i - w\varphi(x_i) - b + \varepsilon + \xi_i^*\right] - \sum_{i=1}^{n}(\beta_i\xi_i + \beta_i^*\xi_i^*) \end{aligned} \tag{92}$$

з використанням методу Каруша-Куна 92 можна представити у вигляді 93:

$$\begin{aligned} \partial(\alpha_i, \alpha_i^*) = {} & \sum_{i=1}^{n} y_i(\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i + \alpha_i^*) \\ & - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) \end{aligned} \tag{93}$$

Функція ядра $K(x_i,x_j)$ може бути виражено як внутрішній продукт $\phi(x_i)^T \phi(x)$. Однією з функцій ядра, яка найчастіше використовується, є Гаусова радіальна базисна функція, яку можна визначити у даному випадку виразом 94:

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (94)$$

де σ^2 є параметром ядра.

Цим обумовлено вираз 95:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i^*)K(x_i, x) + b \quad (95)$$

При прогнозуванні даних часового ряду вхідними параметрами є відставання даних спостережень $x = [y_{t-1}, y_{t-2}, \ldots, y_{t-p}]$.

Автори [65] запропонували гібридну модель прогнозування, що складається з лінійної та нелінійної моделей, сформульованих у виразі 96:

$$Y_t = L_t + N_t + e_t \quad (96)$$

де L_t – лінійна складова і N_t складова гібридної моделі.

В роботах [66-67] розглянуто попит на пасажирські та вантажні перевезення авіаційним транспортом у міжконтинентальному сполученні при різних умовах таких перевезень. Авторами ротом запропоновано нейронний метод математичного моделювання параметрів попиту. Авторами зазначено, що у даному випадку використовуються нейронні мережі з зворотним поширенням для покращення точності прогнозування попиту. Нейронна мережа складається з вхідного шару, вихідного шару і зазвичай одного або кількох прихованих шарів. Кожен з цих шарів містить вузли, і вони з’єднані з іншими вузлами на сусідніх шарах. Вихід із даного нейрона обчислюється шляхом застосування передатної функції до зваженого підсумовування його вхідних даних, щоб отримати вихід, функцією підсумовування є 97:

$$I_j = \sum_i W_{ij} \times X_i \quad (97)$$

Функція активності представляє результат функції підсумовування й наведено в 98:

$$net_j = I_j \quad (98)$$

Нелінійна передатна функція має сигмовидну форму згідно із 99:

$$Y_j = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j}} \quad (99)$$

Оскільки вихідний діапазон сигмоїдної функції знаходиться в межах від 0 до 1, відображення даних є більш придатним для використання із меншими відхиленнями. Оскільки не потрібно коригувати шаблон даних можна запропонувати наступну функцію:

$$X_{new} = \frac{(X_{old} - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \times (D_{\max} - D_{\min}) + D_{\min} \quad (100)$$

де X_{max} і X_{min} – це максимум і мінімум змінних;

D_{max} (-0,8) і D_{min} (-0,1) є зазначеними максимумом і мінімумом.

Вузли у вхідному шарі представляють незалежні змінні проблеми, включаючи відповідні соціальні та економічні параметри. Прихований шар використовується для додавання внутрішнього представлення нелінійних даних.

5. Методи дослідження.

Для досягнення поставленої в роботі цілі було використано методи системного аналізу обраної літератури.

6. Результати дослідження

В результаті проведеної роботи було проаналізовано шістдесят сім літературних джерел – періодичних наукових видань включених до наукометричної бази даних Scopus. За результатами аналізу дослідженої літератури можна зробити висновок, що з часом питання визначення параметрів пасажиропотоків на авіаційному транспорті набирало актуальності й висвітлювалось частіше рік від року. Науковці використовували для рішення задач такі методи, як математичне та комп'ютерне моделювання. Серед методів математичного моделювання можна відокремити наступні: теорія графів, нейронні мережі, гравітаційний підхід та ймовірнісний.

7. Перспективи розвитку подальших досліджень сучасних наукових підходів до розв'язання питання із моделювання пасажиропотоків

Відповідно до проведеного дослідження сучасних наукових підходів до розв'язання питання із моделювання пасажиропотоків можна припустити можливість обрання методів комп'ютерного моделювання пасажирської мережі із її подальшим обчисленням при використанні теорій графів та тяжіння.

Відповідне моделювання має забезпечити можливість внесення в мережу додаткових вузлів або ланок мережі для моделювання параметрів перевезень при внесенні змін в мережу. Використання теорії графів призведе до обчислення матриць відстаней та максимальних потоків по ланках мережі, а теорія гравітації розподілить значення параметру прибуття чи виїзду відповідно по ланках мережі.

8. Висновки

Відповідно до результатів можна зробити такі висновки:

1. Задача моделювання пасажиропотоку є актуальною задачею сучасної науки й практики;
2. Математичне й комп'ютерне моделювання є сучасними методами розрахунку параметрів пасажиропотоків.

Список літератури:

1. Chi, J., & Baek, J. (2012). A dynamic demand analysis of the united states air-passenger service. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 48(4), 755-761. doi:10.1016/j.tre.2011.12.005
2. Cooper, M. R., Boltwood, C. E., & Wherry, R. J. (1974). A factor analysis of air passenger reactions to skyjacking and airport security measures as related to personal characteristics and alternatives to flying. Journal of Applied Psychology, 59(3), 365-368. doi:10.1037/h0036609
3. Cheng, S., Mu, Q., Zhang, H., & Zhang, Y. (2014). A fuzzy decision tree model for airport terminal departure passenger traffic forecasting. Paper presented at the CICTP 2014: Safe, Smart, and

Sustainable Multimodal Transportation Systems - Proceedings of the 14th COTA International Conference of Transportation Professionals, 11-17. doi:10.1061/9780784413623.002

4. Xiong, H., Fan, C., Chen, H., Yang, Y., ANTWI, C. O., & Fan, X. (2022). A novel approach to air passenger index prediction: Based on mutual information principle and support vector regression blended model. SAGE Open, 12(1) doi:10.1177/21582440211071102

5. Wang, Y., Wang, J. -., Dang, Y. -., & Wang, Z. -. (2011). A prediction model of china's air passenger demand. Paper presented at the Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, GSIS'11 - Joint with the 15th WOSC International Congress on Cybernetics and Systems, 347-350. doi:10.1109/GSIS.2011.6044120

6. Huang, F., Xiong, X., Peng, J., Guo, B., & Tong, B. (2018). RCA: A route city attraction model for air passengers. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 491, 887-897. doi:10.1016/j.physa.2017.08.081

7. Ahmad Shafie, N. E., Mohamed Kamar, H., & Kamsah, N. (2015). A CFD simulation of PM1 and CO air contaminants in a bus passenger compartment. Jurnal Teknologi, 77(30), 35-39. doi:10.11113/jt.v77.6863

8. Álvarez-Albelo, C. D., Hernández-Martín, R., & Padrón-Fumero, N. (2017). Air passenger duties as strategic tourism taxation. Tourism Management, 60, 442-453. doi:10.1016/j.tourman.2016.12.002

9. Seetaram, N., Song, H., & Page, S. J. (2014). Air passenger duty and outbound tourism demand from the united kingdom. Journal of Travel Research, 53(4), 476-487. doi:10.1177/0047287513500389

10. Erjongmanee, S., & Kongsamutr, N. (2018). Air passenger estimation using gravity model and learning approaches: Case study of thailand. Paper presented at the ICAICTA 2018 - 5th International Conference on Advanced Informatics: Concepts Theory and Applications, 36-41. doi:10.1109/ICAICTA.2018.8541335

11. Li Long, C., Guleria, Y., & Alam, S. (2021). Air passenger forecasting using neural granger causal google trend queries. Journal of Air Transport Management, 95 doi:10.1016/j.jairtraman.2021.102083

12. Xiong, H. -., Zhu, R. -., Ji, H., Fan, C. -., & Xu, P. (2021). Air passenger index prediction method based on MI-SVR mode. [基于MI-SVR模型的航空旅客出行指数预测方法研究] Kongzhi Yu Juece/Control and Decision, 36(7), 1619-1626. doi:10.13195/j.kzyjc.2019.1446

13. Chang, Y. -., & Liao, M. -. (2008). Air passenger perceptions on exit row seating and flight safety education. Safety Science, 46(10), 1459-1468. doi:10.1016/j.ssci.2007.11.006

14. Özcan, I. Ç. (2013). Air passenger traffic and local employment: Evidence from turkey. European Journal of Transport and Infrastructure Research, 13(4), 336-356. doi:10.18757/ejtir.2013.13.4.3008

15. Profillidis, V., & Botzoris, G. (2015). Air passenger transport and economic activity. Journal of Air Transport Management, 49, 23-27. doi:10.1016/j.jairtraman.2015.07.002

16. Van de Vijver, E., Derudder, B., & Witlox, F. (2016). Air passenger transport and regional development: Cause and effect in europe. Promet - Traffic - Traffico, 28(2), 143-154. doi:10.7307/ptt.v28i2.1756

17. Wang, J., Liu, X., & Ding, J. (2019). Air passenger travel forecasting model based on both dynamical individual behavior and social influence force. Journal of Algorithms and Computational Technology, 13 doi:10.1177/1748302619881392

18. Lee, C. -., Wang, S. W., Hsu, M. K., & Jan, S. -. (2018). Air passenger's perception toward pre-flight safety briefing videos: Does it matter? Journal of Air Transport Management, 72, 20-31. doi:10.1016/j.jairtraman.2018.07.004

19. Majid, M. A. A., Pardi, F., Amer, A., Kamdari, N. A. M., & Selamat, S. M. (2019). Air passengers vertex curve theorem - evidence from asean countries. Asian Economic and Financial Review, 9(3), 329-338. doi:10.18488/journal.aefr.2019.93.329.338

20. Zhang, Y., & Findlay, C. (2014). Air transport policy and its impacts on passenger traffic and tourist flows. Journal of Air Transport Management, 34, 42-48. doi:10.1016/j.jairtraman.2013.07.010

21. Wei, W., & Hansen, M. (2006). An aggregate demand model for air passenger traffic in the hub-and-spoke network. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 40(10), 841-851. doi:10.1016/j.tra.2005.12.012

22. Van De Vijver, E., Derudder, B., & Witlox, F. (2014). An assessment of the causal relationship between air passenger traffic and trade in asia-pacific doi:10.1108/S2212-160920140000004008

23. Liang, X., Qiao, H., Wang, S., & Zhang, X. (2017). An integrated forecasting model for air passenger traffic in china based on singular spectrum analysis. Xitong Gongcheng Lilun Yu Shijian/System Engineering Theory and Practice, 37(6), 1479-1488. doi:10.12011/1000-6788(2017)06-1479-10

24. Bacena, A. L. B., Bihasa, A. M. B., Cadayong, L. J. A., Romulo, P. M. A., & De Guzman, A. B. (2020). An intergenerational investigation of air passengers' emotions during tarmac delay. Anatolia, 31(1), 19-30. doi:10.1080/13032917.2019.1684960

25. Tsui, W. H. K., & Fung, M. K. Y. (2016). Analysing passenger network changes: The case of hong kong. Journal of Air Transport Management, 50, 1-11. doi:10.1016/j.jairtraman.2015.09.001

26. Blinova, T. O. (2007). Analysis of possibility of using neural network to forecast passenger traffic flows in russia. Aviation, 11(1), 28-34. doi:10.1080/16487788.2007.9635952

27. Kalakou, S., & Moura, F. (2021). Analyzing passenger behavior in airport terminals based on activity preferences. Journal of Air Transport Management, 96 doi:10.1016/j.jairtraman.2021.102110

28. Hoyos, D. T., & Olariaga, O. D. (2020). Behavior of air passenger demand in a liberalized market. Transport and Telecommunication, 21(1), 1-14. doi:10.2478/ttj-2020-0001

29. Carmona-Benítez, R. B., & Nieto-Delfín, M. R. (2015). Bootstrap estimation intervals using bias corrected accelerated method to forecast air passenger demand doi:10.1007/978-3-319-24264-4_22

30. Iyer, K. C., & Jain, S. (2020). Breakeven passenger traffic for regional indian airports. Paper presented at the Transportation Research Procedia, , 48 1805-1814. doi:10.1016/j.trpro.2020.08.215

31. Qiu, R., Xu, J., & Zeng, Z. (2017). Carbon emission allowance allocation with a mixed mechanism in air passenger transport. Journal of Environmental Management, 200, 204-216. doi:10.1016/j.jenvman.2017.05.036

32. Xu, J., Qiu, R., & Lv, C. (2016). Carbon emission allowance allocation with cap and trade mechanism in air passenger transport. Journal of Cleaner Production, 131, 308-320. doi:10.1016/j.jclepro.2016.05.029

33. Qiu, R., Xu, J., Xie, H., Zeng, Z., & Lv, C. (2020). Carbon tax incentive policy towards air passenger transport carbon emissions reduction. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 85 doi:10.1016/j.trd.2020.102441

34. Wang, J. E., & Jin, F. J. (2007). China's air passenger transport: An analysis of recent trends. Eurasian Geography and Economics, 48(4), 469-480. doi:10.2747/1538-7216.48.4.469

35. Meng, J., & Yang, Z. (2006). Civil aviation passenger traffic volume forecasting based on fuzzy diagonal regression neural networks. Paper presented at the IMACS Multiconference on "Computational Engineering in Systems Applications", CESA, 1771-1775. doi:10.1109/CESA.2006.313600

36. Dang, Y. -., & Li, W. -. (2011). Comparative analysis on weighted network structure of air passenger flow of china and US. Jiaotong Yunshu Xitong Gongcheng Yu Xinxi/Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 11(3), 156-162. doi:10.1016/s1570-6672(10)60127-4

37. Carmona-Benítez, R. B., & Nieto, M. R. (2017). Comparison of bootstrap estimation intervals to forecast arithmetic mean and median air passenger demand. Journal of Applied Statistics, 44(7), 1211-1224. doi:10.1080/02664763.2016.1201794

38. Shirai Reyna, O. S., & De La Mota, I. F. (2020). Complex networks of the air passenger traffic in monterreýs airport. Paper presented at the Transportation Research Procedia, , 48 23-31. doi:10.1016/j.trpro.2020.08.003

39. Drake, S. (2020). Delays, cancellations and compensation: Why are air passengers still finding it difficult to enforce their EU rights under regulation 261/2004? Maastricht Journal of European and Comparative Law, 27(2), 230-249. doi:10.1177/1023263X20904235

40. Leandro, F., Andrade, A. R., & Kalakou, S. (2021). Designing aviation networks under public service obligations (PSO): A case study in greece. Journal of Air Transport Management, 93 doi:10.1016/j.jairtraman.2021.102042

41. Kovynyov, I., & Mikut, R. (2019). Digital technologies in airport ground operations. NETNOMICS: Economic Research and Electronic Networking, doi:10.1007/s11066-019-09132-5

42. Zhou, H., Xia, J., Norman, R., Hughes, B., Nikolova, G., Kelobonye, K., . . . Falkmer, T. (2019). Do air passengers behave differently to other regional travellers?: A travel mode choice model investigation. Journal of Air Transport Management, 79 doi:10.1016/j.jairtraman.2019.101682

43. Hu, Y., Xiao, J., Deng, Y., Xiao, Y., & Wang, S. (2015). Domestic air passenger traffic and economic growth in china: Evidence from heterogeneous panel models. Journal of Air Transport Management, 42, 95-100. doi:10.1016/j.jairtraman.2014.09.003

44. Amaliah, B., Zeinita, A., & Suryani, E. (2017). Dynamics simulation of air passenger forecasting and passenger terminal capacity expansion scenario in yogyakarta airport. Paper presented at the Proceedings of 2016 International Conference on Information and Communication Technology and Systems, ICTS 2016, 187-192. doi:10.1109/ICTS.2016.7910296

45. Shafie, N. E. A., Kamar, H. M., & Kamsah, N. (2016). Effects of air supply diffusers and air return grilles layout on contaminants concentration in bus passenger compartment. International Journal of Automotive Technology, 17(5), 751-762. doi:10.1007/s12239-016-0074-1

46. Ahmad Shafie, N. E., Mohamed Kamar, H., & Kamsah, N. (2015). Effects of ventilation setups on air flow velocity and temperature fields in bus passenger compartment. Jurnal Teknologi, 77(30), 49-53. doi:10.11113/jt.v77.6867

47. Suresh, S., Balachandran, T. G., & Sendilvelan, S. (2017). Empirical investigation of airline service quality and passenger satisfaction in india. International Journal of Performability Engineering, 13(2), 109-118.

48. Santos, C. (2014). Enhancing the decision making process through relevant legal information in consumer law disputes - A case study in air transport passenger rights. Paper presented at the CEUR Workshop Proceedings, , 1296

49. Chiang, W. -. (2011). Establishment and application of fuzzy decision rules: An empirical case of the air passenger market in taiwan. International Journal of Tourism Research, 13(5), 447-456. doi:10.1002/jtr.819

50. Iacus, S. M., Natale, F., Santamaria, C., Spyratos, S., & Vespe, M. (2020). Estimating and projecting air passenger traffic during the COVID-19 coronavirus outbreak and its socio-economic impact. Safety Science, 129 doi:10.1016/j.ssci.2020.104791

51. Seetaram, N., Song, H., Ye, S., & Page, S. (2018). Estimating willingness to pay air passenger duty. Annals of Tourism Research, 72, 85-97. doi:10.1016/j.annals.2018.07.001

52. Lv, Z. (2014). Evaluation the quality of air passenger services doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.971-973.2329

53. Van De Vijver, E., Derudder, B., & Witlox, F. (2014). Exploring causality in trade and air passenger travel relationships: The case of asia-pacific, 1980-2010. Journal of Transport Geography, 34, 142-150. doi:10.1016/j.jtrangeo.2013.12.001

54. Lyu, Z., Zhu, Y., Li, J., Xu, Y., Li, Z., & Wang, X. (2020). Exploring spatiooral characteristics of air passenger flow in the beijing-tianjin-hebei region based on ticket data. Paper

presented at the Proceedings of 2020 IEEE 2nd International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology, ICCASIT 2020, 925-930. doi:10.1109/ICCASIT50869.2020.9368855

55. Lin, X. -., Chiang, C. -., Shih, T. -., Jiang, Y. -., & Chou, C. -. (2009). Foot-and-mouth disease entrance assessment model through air passenger violations. Risk Analysis, 29(4), 601-611. doi:10.1111/j.1539-6924.2008.01183.x

56. Do, Q. H., Lo, S. -., Chen, J. -., Le, C. -., & Anh, L. H. (2020). Forecasting air passenger demand: A comparison of LSTM and SARIMA. Journal of Computer Science, 16(7), 1063-1084. doi:10.3844/JCSSP.2020.1063.1084

57. Jin, F., Li, Y., Sun, S., & Li, H. (2020). Forecasting air passenger demand with a new hybrid ensemble approach. Journal of Air Transport Management, 83 doi:10.1016/j.jairtraman.2019.101744

58. Cakir, V., & Oguz, S. (2018). Forecasting air passenger demand with system dynamics under terrorism threat. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, , 2018(JUL) 2676-2677.

59. Gunter, U., & Zekan, B. (2021). Forecasting air passenger numbers with a GVAR model. Annals of Tourism Research, 89 doi:10.1016/j.annals.2021.103252

60. Wu, X., Xiang, Y., Mao, G., Du, M., Yang, X., & Zhou, X. (2021). Forecasting air passenger traffic flow based on the two-phase learning model. Journal of Supercomputing, 77(5), 4221-4243. doi:10.1007/s11227-020-03428-2

61. Tsui, W. H. K., Ozer Balli, H., Gilbey, A., & Gow, H. (2014). Forecasting of hong kong airport's passenger throughput. Tourism Management, 42, 62-76. doi:10.1016/j.tourman.2013.10.008

62. Kim, S., & Shin, D. H. (2016). Forecasting short-term air passenger demand using big data from search engine queries. Automation in Construction, 70, 98-108. doi:10.1016/j.autcon.2016.06.009

63. Nourzadeh, F., Ebrahimnejad, S., Khalili-Damghani, K., & Hafezalkotob, A. (2020). Forecasting the international air passengers of iran using an artificial neural network. International Journal of Industrial and Systems Engineering, 34(4), 562-581. doi:10.1504/IJISE.2020.106089

64. Janic, M. (2003). High-speed rail and air passenger transport: A comparison of the operational environmental performance. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 217(4), 259-269. doi:10.1243/095440903322712865

65. Sulistyowati, R., Suhartono, Kuswanto, H., Setiawan, & Astuti, E. T. (2018). Hybrid forecasting model to predict air passenger and cargo in indonesia. Paper presented at the 2018 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018, , 2018-January 442-447. doi:10.1109/ICOIACT.2018.8350816

66. Hsu, C. -., & Wen, Y. -. (1998). Improved grey prediction models for the trans-pacific air passenger market. Transportation Planning and Technology, 22(2), 87-107. doi:10.1080/03081069808717622

67. Chen, S. -., Kuo, S. -., Chang, K. -., & Wang, Y. -. (2012). Improving the forecasting accuracy of air passenger and air cargo demand: The application of back-propagation neural networks. Transportation Planning and Technology, 35(3), 373-392. doi:10.1080/03081060.2012.673272

Analysis of modern scientific approaches to calculating the number of passengers on air transport

Dolia Olena
Department of Information Control System (ICS), Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine
ORCID 0000-0002-0364-988X
Email address: olena.dolya@ukr.net

Abstract: The article reveals the state of modern scientific opinion on the issue of calculating the number of passengers on air transport. The research is of a review nature, the task of which is to define and evaluate methods for solving transport problems. To achieve the task, scientific publications included in the Scopus scientometrics database were used. Relevant scientific approaches to determining the parameters of passenger flow on air transport are studied in the section of the selection and use of methods for calculating the relevant parameters. The author's opinion on the issue of justification of the choice of the method used by the authors and the assessment of the adequacy of the methods proposed by the authors are highlighted. In the work, the method of system analysis was used in solving the task of conducting a study of the state of modern scientific opinion on the selection of methods for calculating passenger traffic on the aviation mode of transport..

Keywords: passenger flow, air transport, modelling, passenger transport systems.